

文章编号: 1004-7220(2022)06-1151-07

基于深度神经网络和逐层相关性传播技术 探究“高-低”里程跑者步态模式差异

徐大涛¹, 全文静^{1,2,3}, 周辉宇^{1,4}, 孙冬¹, Julien S. BAKER⁵, 顾耀东¹

(1. 宁波大学 体育学院, 浙江 宁波 315211; 2. 匈牙利潘诺尼亚大学 工程学院, 维斯普雷姆 8200;

3. 匈牙利厄特沃什·罗兰大学 萨瓦里亚工程学院, 布达佩斯 9700; 4. 英国西苏格兰大学 健康与生命科学学院, 苏格兰 G720LH; 5. 香港浸会大学 运动与体育教育系, 香港 999077)

摘要:目的 通过深度神经网络(deep neural network, DNN)分类模型揭示高里程跑者(high-mileage runner, HMR)和低里程跑者(low-mileage runner, LMR)跑步步态模式差异,并探讨逐层相关性传播(layer-wise relevance propagation, LRP)技术解释 DNN 分类器模型的决策有效性。方法 通过 DNN 对 HMR 和 LMR 总计 1 200 组跑步步态特征数据进行训练分类识别,采用 LRP 计算相关变量在不同步态阶段的相关性得分(relevance score, RS),提取高相关变量对步态模式差异进行解释性分析。结果 DNN 对 HMR 和 LMR 的跑步步态模式特征分类精度达到 91.25%。LRP 计算结果显示支撑前期(1%~47%)各变量的成功分类贡献率高于支撑后期(48%~100%)。踝关节相关轨迹变量 RS 的贡献率总和达到 43.10%,膝、髌关节贡献率分别为 37.07%、19.83%。结论 膝、踝关节相关生物力学参数对识别 HMR 和 LMR 步态特征的贡献程度最高。跑步支撑早期可能包含更多步态模式信息,能够提升步态模式识别的有效性和敏感性。LRP 实现了对模型预测结果的可行性解释,从而为分析步态模式提供了更有趣的见解和更有效的信息。

关键词: 跑步里程; 步态模式识别; 深度学习; 运动生物力学

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2022.06.028

Exploration of Gait Pattern Differences Between High-Mileage and Low-Mileage Runners Based on Deep Neural Network and Layer-Wise Relevance Propagation

XU Datao¹, QUAN Wenjing^{1,2,3}, ZHOU Huiyu^{1,4}, SUN Dong¹, Julien S. BAKER^{1,5}, GU Yaodong^{1*}

(1. Faculty of Sports Science, Ningbo University, Ningbo 315211, Zhejiang, China; 2. Faculty of Engineering, University of Pannonia, Veszprem 8200, Hungary; 3. Savaria Institute of Technology, Eötvös Loránd University, Budapest 9700, Hungary; 4. School of Health and Life Sciences, University of the West of Scotland, Scotland G720LH, UK; 5. Department of Sport and Physical Education, Hong Kong Baptist University, Hong Kong 999077, China)

Abstract: Objective To reveal the gait pattern differences between higher-mileage runners (HMR) and low-

收稿日期: 2021-11-16; 修回日期: 2022-01-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(81772423), 浙江省重点研发计划项目(2021C03130)

通信作者: 顾耀东, 教授, E-mail: guyaodong@nbu.edu.cn

mileage runners (LMR) by using the deep neural network (DNN) classification model, and investigate the interpretability analysis of successfully recognized gait patterns by layer-wise relevance propagation (LRP) technique. **Methods** Through DNN, 1 200 groups of gait feature data from HMR and LMR were trained and classified. Then, the LRP was used to calculate the relevance score (RS) of relevant variables at each time point, and the high relevance variables were extracted to analyze the interpretability of gait pattern differences. **Results** The DNN model achieved 91.25% accuracy in gait feature classification between HMR and LMR. The contribution of variables during 1%-47% stance phase was higher than the contribution of variables during the 48%-100% stance phase to the successful classification. The sum contribution rate of the ankle joint related trajectory variable RS reached 43.10%, and that of the knee joint and hip joint was 37.07% and 19.83%, respectively. **Conclusions** The ankle and knee provide considerable information can help recognize gait features between HMR and LMR. The early stages of the stance are very important in the term of gait pattern recognition because it may contain more effective information about gait patterns. LRP completes a feasible interpretation of the predicted result of the model, thus providing more interesting insights and more effective information for analyzing gait patterns.

Key words: running mileage; gait pattern recognition; deep learning; sports biomechanics

随着跑步运动越来越受欢迎,跑步相关损伤(running-related injuries, RRI)也不断增加^[1-3]。RRI可能由多种外部因素和内部因素诱导叠加产生作用的结果^[4-6]。例如:跑鞋类型、跑步地面状况、跑步时的着地方式等都是造成RRI的重要因素^[7-8]。同时,每周跑步里程与RRI发生率也存在高相关性^[2,9]。高里程跑者(high-mileage runner, HMR)和低里程跑者(low-mileage runner, LMR)的RRI部位也存在显著差异^[10]。其中,HMR髌关节和腓绳肌损伤发生率较高^[11],而LMR膝关节损伤发生率较高^[12]。究其原因,可能是HMR和LMR存在不同的步态模式^[13]。识别步态模式是解析步态特征的重要基础,对HMR和LMR的步态模式进行识别有助于理解跑步里程与损伤类型之间的关系,并可进一步预测RRI。

分析步态模式相关变量时,传统方法从高维度的时间序列变量中提取低维度离散变量会丢失大量信息,从而存在一定的局限性^[14]。基于此,聚焦于步态模式分析的多变量分析及机器学习方法已逐渐应用于人体运动分析领域^[15-19]。近年来,逐层相关性传播(layer-wise relevance propagation, LRP)技术被提出以解决机器学习预测结果可解释性缺乏的问题^[20]。将LRP技术应用于步态模式分析,既能实现步态模式的识别与判定,也能完成对步态特征识别结果的可解释性分析^[14,21]。因此,基于LRP深入解析HMR和LMR的步态模式对其存在

不同RRI的内在原因具有重要启示,并可提供可靠的步态模式及损伤风险预测结果。

目前,机器学习已显示出解决临床生物力学问题的潜力,并提供来自复杂模型系统的新见解。本文旨在通过机器学习算法识别HMR与LMR跑步步态模式差异,并对步态特征识别结果进行可解释性分析,包括:①通过DNN模型对HMR与LMR的步态模式进行分类识别;②结合LRP技术分析相关变量在各步态阶段的相关性;③基于高相关性变量对HMR和LMR的步态模式差异进行可解释性分析。

1 研究方法

1.1 研究对象

共招募80名男性以及40名女性健康跑者,根据先前研究,LMR和HMR分别定义为每周跑步里程小于25 km和大于32 km^[13,22]。纳入标准为过去6个月无下肢肌肉骨骼损伤、手术史等。跑者具体信息如表1所示。实验方案通过宁波大学伦理委员会批准,所有受试者均签署书面知情同意书。

1.2 实验仪器及测试方案

根据先前研究,反光标记点(直径:12.5 mm)被黏附于跑者髌前上棘、髌后上棘、内外髌、内外踝、第1/5跖骨、第2脚趾右侧远端指间^[23-24]。8红外摄像头Vicon三维捕捉系统(Vicon Metrics公司,英国)被置于测力台两侧3 m左右处以收集反光标

表1 跑者基本情况

Tab. 1 Basic information of the runners

参数	男		女	
	HMR($n=40$)	LMR($n=40$)	HMR($n=20$)	LMR($n=20$)
年龄/岁	35.51±10.32	33.90±9.74	34.65±10.76	34.83±8.42
身高/m	1.72±0.08	1.73±0.07	1.62±0.06	1.62±0.08
体重/kg	65.33±7.46	68.58±8.20	53.2±6.97	55.01±7.23
跑步经验/年	8.56±7.74	4.71±3.19	6.92±6.43	3.24±2.89
每周跑步里程/km	44.31±13.67	15.28±5.30	37.56±10.70	13.33±4.51

记点轨迹,规格为 60 cm×90 cm AMTI 三维测力台 (AMTI 公司,美国)放置于 20 m 跑道中央同步采集地面反作用力,采集频率分别为 0.2、1 kHz^[25]。

跑者跑姿均为后跟着地模式,并穿着统一跑鞋测试。实验前,跑者按照自选速度完成 10 min 热身跑,然后对实验流程进行熟悉。基于先前的研究,选取 3.14~3.47 m/s 作为测试跑速^[26]。跑者被要求从 20 m 跑道的初始位置出发,一共跑 20 m 到跑道的结束位置。每次测试完后,受试者回到跑道的初始位置,然后休息 30 s,再进行下一次测试。将红外计时器放置在测力台中央的前/后 3.3 m 处以检测跑者的跑速。当红外计时器检测到速度在规定时间内,并且跑者右足完整踏在测力台上,则被定义为成功的测试。每个跑者被采集 10 次成功测试的数据。

1.3 数据处理

跑步支撑期被定义为从右足后跟初始接触到地面(测力台采集到的地面反作用力大于 10 N)到右足前掌完全离开地面^[27]。将数据以 C3D 格式文件导出,随后导入 Visual 3D 6.7.3(C-Motion 公司,美国)计算关节角度、力矩。本文采用的骨盆模型为 CODA 模型,其中髌关节的中心位置由回归方程定义^[23,28]。选用的运动学指标为下肢关节角度,动力学指标为下肢关节力矩。最终选取 120 名跑者 10 次成功测试的下肢髌、膝、踝关节分别在矢状面、额状面、横截面的运动学和动力学数据,通过 MATLAB 脚本扩展成为 100 个数据点时间序列曲线,得到 1 200 行×1 800 列的矩阵 M :

$$\begin{aligned}
 M_{\text{运动学}} &= 1\,200 (120_{\text{受试者}} \times 10_{\text{数据}}) \times \\
 &\quad 900 (3_{\text{关节}} \times 3_{\text{平面}} \times 100_{\text{数据点}}) \\
 M_{\text{动力学}} &= 1\,200 (120_{\text{受试者}} \times 10_{\text{数据}}) \times \\
 &\quad 900 (3_{\text{关节}} \times 3_{\text{平面}} \times 100_{\text{数据点}}) \\
 M &= M_{\text{运动学}} + M_{\text{动力学}} = 1\,200 \times 1\,800
 \end{aligned}$$

1.4 数据分析

本文设计了含有 10 层隐藏层的 DNN,每一层的节点数由数据维度确定^[29-30]。输入层、隐藏层和输出层的节点数分别为 1 800、3 600 和 2。通过函数随机分布 1 200 个样本数据集,抽取 80% 作为训练集,20% 作为测试集。如图 1(a)所示,神经网络的层与层之间完全连接,通过 1 个线性关系函数以及 1 个双曲正切激活函数循环计算求解新值,最终得到模型结果。迭代间隔设为 25,上限设为 3 000^[29]。输入 x 经过线性运算得到 z ,再通过激活函数运算得到 1 个新值,这个值相当于输入的 x ,用 a 表示,对于第 n 层的第 j 个神经元的输出 a_j^n ,则有:

$$f(x) = a_j^n = \sigma(z_j^n) = \sigma\left(\sum_{k=1}^m w_{jk}^n a_k^{n-1} + b_j^n\right)$$

LRP 的总体思路是理解在模式识别和分类任务中,数据集 x 的单个特征对分类器 f 做出的预测 $f(x)$ 的贡献^[20]。其在分类器设置中是 1 个映射 $f: R^v \rightarrow R^1, f(x) > 0$ 表示学习结构的存在性,分类的约束是找出相对于分类最不确定状态的微分贡献,然后用根点 $f(x_0) = 0$ 表示。通过将预测 $f(x)$ 分解为单个输入特征 $x(d)$ 的和:

$$f(x) = \sum_{d=1}^V R_d$$

在分类器中,每一层都是运行分类算法后从数据集 x 中提取的特征的一部分。第 l 层模型是维度为 $V(l)$ 的矢量 $z = (z_d^l)_{d=1}^{V(l)}$ 。对于向量 z 在 $l+1$ 层的每个维度 $z_d^{(l+1)}$,LRP 能计算出 1 个相关性得分 (relevance score, RS) $R_d^{(l+1)}$ 。最终,通过层与层之间的反向传播,计算出所有神经元的整体相关性^[31]:

$$R_i^{(l)} = \sum_j R_{i-j}^{(l,l+1)}$$

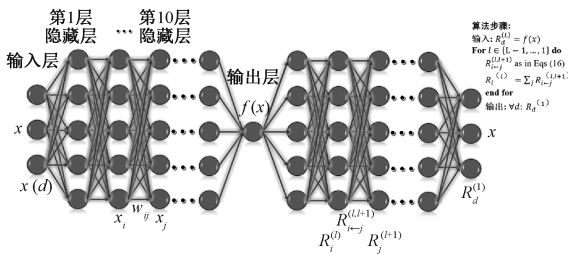
相关性 $R_d^{(l)}$ 提供了决策 $f(x)$ 所需的层次特征分解,

对分类器结果达到可解释性分析的目的。整个算法基于 LRP 工具箱在 MATLAB 中通过自编脚本实现^[32]。

基于计算出的 RS,通过定义逻辑变量对分类正确的步态模式相关性进行提取,并为每个输入变量分配 1 个 RS,同时将 LRP 派生的关联模式归一化到各自的 最大值。通过计算修正所有相关模式的平均值,然后模拟高斯滤波器平滑修正后的平均值(当前点被加权 50%,前一个点和后一个点各被加权 25%)。这个过程重复 3 次后再将相关模式缩放为 0(无相关

性)~1(最高相关性)。最后选取前 300 个 RS 最高的变量对步态模式进行解释分析^[21]。

对于分类器性能的评价,本文将分类模型结果合并成一个混淆矩阵 $m = \begin{pmatrix} TP & FN \\ FP & TN \end{pmatrix}$ 。如图 1(b)所示,该矩阵能够充分描述分类任务的结果^[33]。本文将 HMR 和 LMR 的步态特征分别定义为正例和负例,同时计算 F_1 得分、马修斯相关系数(Matthew's correlation coefficient, MCC)等指标来评价分类器性能。



(a) DNN模型神经元和权值连接,不同变量和指标多层解释

真实	预测		总例
	正例	负例	
正例	TP	FN	$P=TP+FN$
负例	EP	TN	$N=FP+TN$
总例	$P'=TP+FP$	$N'=FN+TN$	$P+N=P'+N'$

真正例(true positive, TP): 被分类器正确分类的正元组个数
假正例(false negative, FN): 被错误地标记为正元组的负元组个数
真负例(true negatives, TN): 被分类器正确分类的负元组个数
假负例(false positives, FP): 被错误地标记为负元组的正元组个数

(b) 混淆矩阵描述

图 1 深度神经网络模型和混淆矩阵示意图

Fig. 1 Illustration of DNN model and the confusion matrix (a) Neurons and weight connections of the DNN model, and the interpretation of the different variables and indices from multi-layers, (b) Description of the confusion matrix

2 研究结果

2.1 DNN 分类模型结果

通过随机函数抽取的 240 个测试集样本中含有 128 个正例,112 个负例。经过分类器得到 111 个真正例,17 个假正例,108 个真负例以及 4 个假负例。模型对高低里程跑者步态特征的分类准确率达到 91.25%,精确率也达到 96.52%。在 21 个被错误分类的元组中,有 17 个正例,导致相对特异度高达 96.43%,灵敏度仅达到 86.72%。相对较低的灵敏度也造成分类器在 $(0_{FPR} \sim 0.5_{FPR}) \times (0.9_{TPR} \sim 1_{TPR})$ 区域表现出较弱的分类性能。受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC) 曲线如图 2 所示,其中 ROC 曲线下面积(area under curve, AUC) 达到 0.915 7。同时,模型也取得了较高的 F_1 得分(0.913 6),以及很强的马修斯相关系数(0.830 3)。从整体性能评价指标来看,本研究设计的深度神经网络模型具有较佳的分类性能。

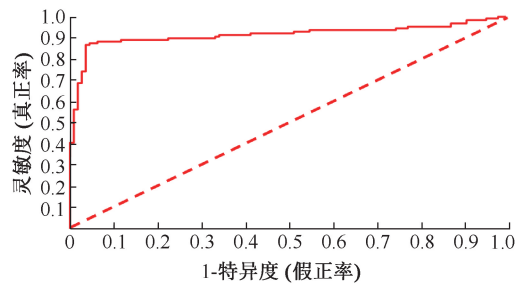


图 2 ROC 曲线

Fig. 2 Receiver operating characteristic (ROC) curves

2.2 LRP 计算结果

在整个支撑期变量的相对贡献如图 3(a)所示,每 1% 支撑期间隔记录的变量与成功匹配的 HMR 和 LMR 的步态模式相关。在 1%~47% 支撑期阶段,各变量对成功分类的贡献达到 51.21%,明显高于 48%~100% 支撑期阶段的 47.94%。下肢各关节(踝、膝、髋关节)在各平面(矢状面、额状面、横截面)的运动学(关节角度)和动力学(关节力矩)RS 具体细节如图 3(b)所示。

轨迹变量 RS 的贡献率之和如图 3(c) 所示。踝关节相关轨迹变量 RS 的贡献率总和为 43.10%，其中踝背/跖屈角度为 9.26%，踝内/外翻角度为 7.21%，踝内/外旋角度为 6.87%，踝背/跖屈力矩为 8.97%，踝内/外翻力矩为 8.14%，踝内/外旋力矩为 2.64%。膝关节相关轨迹变量 RS 的贡献率总和为 37.07%，其中膝屈/伸角度为 8.12%，膝内/外翻角

度为 1.81%，膝内/外旋角度为 9.43%，膝屈/伸力矩为 9.12%，膝内/外翻力矩为 1.60%，膝内/外旋力矩为 6.99%。髋关节相关轨迹变量 RS 的贡献率总和为 19.83%，其中髋屈/伸角度为 1.16%，髋内/外翻角度为 8.33%，髋内/外旋角度为 1.10%，髋屈/伸力矩为 1.23%，髋内/外翻力矩为 6.56%，髋内/外旋力矩为 1.46%。

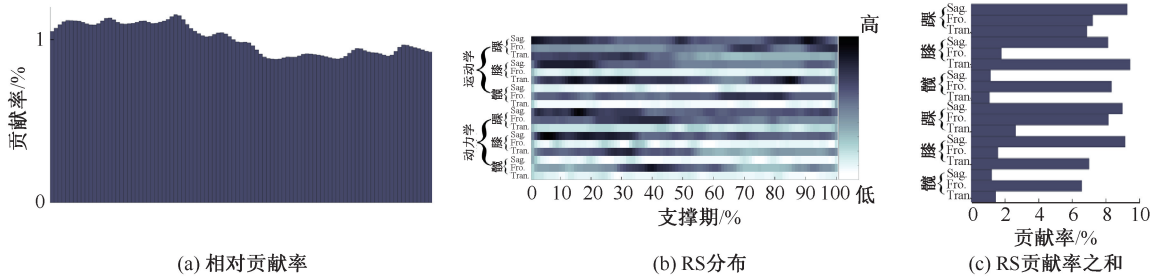


图 3 逐层相关性传播计算结果

Fig. 3 LRP calculation results (a) Relative contribution rates of variables, (b) Distributions of RS, (c) Summed contribution of RS
 注:RS 详细分布图中,颜色越深代表变量相关性越高;Sag、Fro、Tran 分别代表矢状面、额状面、横截面。

通过 RS 最高的前 300 个变量进行提取,列举的高相关性的变量能够解释支撑期阶段的步态模式差异(见图 4)。从踝关节运动学层面分析,踝关节背屈/跖屈角度在支撑期 1%~20%、48%~51%、79%~96% 阶段、踝关节内翻/外翻角度在支撑期 67%~76% 和 93%~100% 阶段、踝关节内旋/外旋角度在支撑期 9%~12% 和 16%~37% 阶段与步态模式识别更具有相关性。对于膝关节运动学,膝关节屈曲/伸展角度在支撑期 3%~22% 阶段、膝关节内旋/外旋角度在支撑期 4%~50% 和 79%~88% 阶段与步态模式识别更具有相关性。对于髋关节运动

学,仅髋关节内收/外展角度在支撑期 63%~83% 阶段与步态模式识别更具有相关性。

从踝关节动力学层面分析,踝关节背屈/跖屈力矩在支撑期 1%~24%、27%~35%、96%~97% 阶段,踝关节内翻/外翻角度在支撑期 23%~46% 阶段与步态模式识别更具有相关性。对于膝关节动力学,膝关节屈曲/伸展力矩在支撑期 3%~34% 阶段,膝关节内旋/外旋力矩在支撑期 25%~34% 阶段与步态模式识别更具有相关性。对于髋关节运动学,仅髋关节内收/外展力矩在支撑期 33%~46% 阶段与步态模式识别更具有相关性。

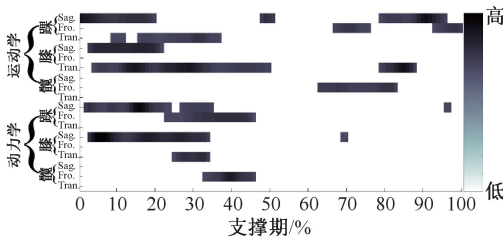


图 4 下肢各关节在各平面中 RS 最高的前 300 个运动学和动力学变量具体分布

Fig. 4 Detailed distributions of the top 300 kinematic and kinetic variables with the highest RS for lower limb joints of at each plane

注:RS 基本在 0.7 以上;Sag、Fro、Tran 分别代表矢状面、额状面、横截面。

3 讨论

本文通过 DNN 模型对不同里程跑者步态特征进行模式识别与分类,并通过使用 LRP 技术计算输入变量对整体预测结果的贡献,从而实现对分类器结果的可靠性解释,为跑步步态模式的精准识别预测以及跑步相关运动损伤的预防提供参考。总体而言,LRP 技术能够成功计算 HMR 和 LMR 步态模式相关生物力学变量在支撑期不同阶段的 RS,并基于高相关性变量对 DNN 分类器模型分类决策做出有效解释。

在步态模式识别相关研究中,为提升识别精

度,往往需要测量记录大量的数据,这使得变量数量较少的前提下,很难完成对步态模式识别结果的准确解释^[34]。因此,本文收集了 120 名跑者总计 1 200 组步态数据,对 HMR 和 LMR 的步态模式差异进行解析^[35]。通过 DNN 分类模型发现,HMR 和 LMR 在步态特征识别方面具体有高效稳定的模式可识别性(相关指标见图 2),但 LRP 的结果表明,并非所有变量都对不同里程跑者的步态模式识别有显著影响。如图 3(a) 所示,在支撑期的 1%~47% 阶段的变量对步态模式成功识别的贡献率高于 48%~100% 阶段,即支撑前期涵盖更多不同里程跑者在步态模式识别中的可解释性。Hoitz 等^[21] 在使用 LRP 技术分析体能干预前后的步态模式差异时发现,最显著的步态特征出现在支撑前期,同时也发现支撑前期(1%~30%) 比支撑后期对步态模式识别的贡献更高。虽然本研究与 Hoitz 等^[21] 使用的是不同步态模式数据,但结果均表明支撑早期在识别步态模式差异时可能发挥更重要的作用。基于其他步态模式数据是否存在此类结果,还需要进一步探究。但就目前的研究结果而言,相关研究人员在解析不同步态模式时,可以更多地关注支撑早期。

HMR 和 LMR 的运动学和动力学轨迹在下肢关节各平面的相关性贡献总和也不一致。如图 3(c) 所示,相关性得分最高前 4 个轨迹变量依次是膝关节内/外旋角度、踝关节背/跖屈角度、膝关节屈曲/伸展力矩和踝关节背/跖屈力矩。同时,踝关节相关轨迹变量 RS 的贡献率总和达到了 43.10%,其次是膝关节的 37.07% 以及髌关节的 19.83%。下肢踝、膝关节在矢状面和横截面提供了大量信息以识别步态模式,同时 LMR 的步态模式导致其表现出更大的膝盖弯曲和脚外翻,这也从侧面印证了跑步损伤主要发生在下肢踝关节和膝关节^[2,25,36]。无论从运动学还是动力学角度来看,髌关节在识别 HMR 和 LMR 的步态模式方面似乎作用有限。然而,在提取相关性得分最高的前 300 个变量时,髌关节内收/外展角度在支撑期 63%~83% 阶段,以及在内收/外展力矩在支撑期的 33%~46% 阶段都对步态模式识别具有高度相关性。HMR 比 LMR 表现出更大的髌关节内收模式,这也意味着 HMR 的髌关节相关运动损伤风险更高^[11,13]。因此,使用髌关节额状面步态特征识别 HMR 和 LMR 的步态模式可以提供更

多的损伤和个体特征信息,并为髌关节相关损伤预防提供参考。

本文通过 LRP 逐个计算 DNN 模型中每个输入变量对步态模式识别结果的贡献,提供了一个能够解释步态模式识别中非线性机器学习方法预测的全过程。LRP 技术阐述了一个通用框架,有助于克服非线性机器学习方法固有的黑箱问题,并使其更加适用于步态分析。与传统的步态分析方法(基于预先选定的变量)相比,机器学习算法能够在多维度将人体运动模式与损伤风险进行关联^[17,19]。尤其是在结合 LRP 时,本文表明,输出的相关结果并不只局限于单个步态特征,能够从多个时间点预测和分析步态周期的多个变量。同时,开源的 LRP 工具箱也为广大研究人员使用 LRP 提供了可行性^[32]。因此,本文建议,在分析临床步态数据时可以结合 LRP,这有助于特定情况如病理状态下的步态模式特征识别,从而实现个性化康复干预措施制定。

本研究存在以下局限性:① 纳入的女性跑者数量不足,从而造成男女受试者数量不一致,可能会造成某些步态模式识别关键信息遗漏。后续研究需要进一步增加女性受试者数量;② 收集 120 名受试者总计 1 200 组数据进行训练,基本满足 DNN 的训练要求^[21,29]。但如果条件允许,还需要尽可能继续扩大样本量,以提升 DNN 模型预测与分类表现。

4 结论

本文以跑步步态支撑期的步态特征数据集输入到 DNN 模型,并通过 LRP 计算相关生物力学变量在支撑期不同阶段的 RS,发现 HMR 和 LMR 步态模式之间存在高度可识别性。其中,下肢膝、踝关节的步态特征对识别 HMR 和 LMR 步态模式的贡献更高。跑步支撑前期可能包含更多有效的步态模式信息,使其在识别步态模式差异时可能发挥更重要的作用。LRP 技术能够完成对模型预测结果的可行性解释,从而为步态模式分析提供更加有效和可靠的信息。

参考文献:

- [1] SARAGIOTTO BT, YAMATO TP, LOPES AD. What do recreational runners think about risk factors for running

- injuries? A descriptive study of their beliefs and opinions [J]. *J Orthop Sport Phys*, 2014, 44(10): 733-738.
- [2] VANGENT R, SIEM D, VAN MIDDELKOOP M, *et al.* Incidence and determinants of lower extremity running injuries in long distance runners: A systematic review [J]. *Br J Sport Med*, 2007, 41(8): 469-480.
- [3] 顾耀东, 孙冬, GUSZTÁV FEKETE, 等. “裸足”运动方式对下肢生物力学功能调整的研究进展[J]. *中国体育科技*, 2019, 55(1): 61-74.
- [4] 郝琦, 李建设, 顾耀东. 裸足与着鞋下跑步生物力学及损伤特征的研究现状 [J]. *体育科学*, 2012, 32(7): 91-97.
- [5] 梅齐昌, 李建设, 顾耀东. 基于足部形态特征的跑步生物力学分析 [J]. *体育科学*, 2015, 35(6): 34-40.
- [6] VANDER WM, TENHAAF DS, VANCINGEL R, *et al.* Injuries in runners: A systematic review on risk factors and sex differences [J]. *PLoS One*, 2015, 10(2): e0114937.
- [7] 张力文, 马云茹, 朱晓兰, 等. 跑鞋与着地方式对跑步损伤的影响[J]. *医用生物力学*, 2018, 33(1): 76-81.
ZHANG LW, MA YR, ZHU XL, *et al.* The influence of running shoes and foot-strike patterns on running injuries [J]. *J Med Biomech*, 2018, 33(1): 76-81.
- [8] 张雨, 王琳. 不同地面对跑步下肢运动生物力学的影响 [J]. *医用生物力学*, 2018, 33(6): 577-825.
ZHANG Y, WANG L. Influences on sports biomechanics of lower extremities during running on different surfaces [J]. *J Med Biomech*, 2018, 33(6): 577-825.
- [9] HOOTMAN JM, MACERA CA, AINSWORTH BE, *et al.* Predictors of lower extremity injury among recreationally active adults [J]. *Clin J Sport Med*, 2002, 12(2): 99-106.
- [10] VANMIDDELKOOP M, KOLKMAN J, VANOCHTEN J, *et al.* Risk factors for lower extremity injuries among male marathon runners [J]. *Scand J Med Sci Sport*, 2008, 18(6): 691-697.
- [11] WEN DY, PUFFER JC, SCHMALZRIED TP. Lower extremity alignment and risk of overuse injuries in runners [J]. *Med Sci Sport Exer*, 1997, 29: 1291-1298.
- [12] MESSIER SP, DAVIS SE, CURL WW, *et al.* Etiologic factors associated with patellofemoral pain in runners [J]. *Med Sci Sport Exer*, 1991, 23(2): 1008-1015.
- [13] CLERMONT CA, PHINYOMARK A, OSIS ST, *et al.* Classification of higher-and lower-mileage runners based on running kinematics [J]. *J Sport Health Sci*, 2019(8): 249-257.
- [14] HORST F, LAPUSCHKIN S, SAMEK W, *et al.* Explaining the unique nature of individual gait patterns with deep learning [J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 1-13.
- [15] 孙冬, 宋杨, 顾耀东. 基于计算机视觉的运动动作无标记识别技术研究进展 [J]. *上海体育学院学报*, 2021, 45(9): 70-85.
- [16] CHAU T. A review of analytical techniques for gait data. Part 2: neural network and wavelet methods [J]. *Gait Posture*, 2001, 13(2): 102-120.
- [17] SCHÖLLHORN WI. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics [J]. *Clin Biomech*, 2004, 19(9): 876-898.
- [18] 梅齐昌, 相亮亮, 李建设, 等. 基于一维统计参数映射分析跑者跑步地面反作用力差异[J]. *医用生物力学*, 2021, 36(5): 684-691.
MEI QC, XIANG LL, LI JS, *et al.* Analysis of ground reaction forces during running based on one-dimensional statistical parametric mapping [J]. *J Med Biomech*, 2021, 36(5): 684-691.
- [19] PHINYOMARK A, PETRI G, IBÁÑEZ-MARCELO E, *et al.* Analysis of big data in gait biomechanics: Current trends and future directions [J]. *J Med Biol Eng*, 2018, 38(2): 244-60.
- [20] LAPUSCHKIN S, BINDER A, MONTAVON G, *et al.* On pixel-wise explanations for non-linear classifier decisions by layer-wise relevance propagation [J]. *PLoS One*, 2015, 10(7): e0130140.
- [21] HOITZ F, VON TSCHARNER V, BALTICH J, *et al.* Individuality decoded by running patterns: Movement characteristics that determine the uniqueness of human running [J]. *PLoS One*, 2021, 16(4): e0249657.
- [22] BOYER KA, SILVERNAIL JF, HAMILL J. The role of running mileage on coordination patterns in running [J]. *J Appl Biomech*, 2014, 30(5): 649-654.
- [23] XU D, ZHOU H, BAKER J, *et al.* An Investigation of differences in lower extremity biomechanics during single-leg landing from height using bionic shoes and normal shoes [J]. *Front Bioeng Biotech*, 2021(9): 679123.
- [24] XU D, JIANG X, CEN X, *et al.* Single-leg landings following a volleyball spike may increase the risk of anterior cruciate ligament injury more than landing on both-legs [J]. *Appl Sci*, 2021(11): 130.
- [25] 梅齐昌, 相亮亮, 孙冬, 等. 长距离跑后“足外翻”姿态增加膝关节内侧接触力: 基于 OpenSim 肌骨建模及机器学习预测的研究 [J]. *体育科学*, 2019, 39(9): 51-59.
- [26] QUAN W, REN F, SUN D, *et al.* Do novice runners show greater changes in biomechanical parameters? [J]. *Appl Bionics Biomech*, 2021, 8: 1-8.
- [27] XU D, LU Z, SHEN S, *et al.* The Differences in lower extremity joints energy dissipation strategy during landing between athletes with symptomatic patellar tendinopathy (PT) and without patellar tendinopathy (UPT) [J]. *Mol Cell Biomech*, 2021, 18(2): 107-118.